

**JP5165839**

Publication Title:

**SCHEDULING SYSTEM AND CONDITION ADJUSTMENT NEURAL NETWORK**

Abstract:

**Abstract of JP5165839**

**PURPOSE:** To attain a high speed manufacture scheduling system equipped with a knowledge obtaining function by using the optimizing function and learning function of a neural network. **CONSTITUTION:** After the setting of a condition necessary for a scheduling is operated by a constraint condition setting device 1, the resetting of a variable constraint condition is operated by a variable constraint condition adjusting neural network 2. The variable constraint condition adjusting neural network 2 obtains the knowledge of the adjustment of the variable constraint condition by the learning function, and it is not necessary for an operator to operate the adjustment. The weight of the neural network used by a scheduling neural network 4 is set by the set constraint condition by a scheduling weight setting device 3. The scheduling neural network 4 efficiently operates the scheduling by using the optimizing function of the neural network. A display 5 operates the display and change of the result of the scheduling.

Data supplied from the [esp@cenet](mailto:esp@cenet) database - Worldwide

---

Courtesy of <http://v3.espacenet.com>

(19)日本国特許庁 (JP)

(12) 公開特許公報 (A)

(11)特許出願公開番号

特開平5-165839

(43)公開日 平成5年(1993)7月2日

(51)Int.Cl.<sup>5</sup>

G 0 6 F 15/21  
15/18  
15/21

識別記号 R 7218-5L  
7218-5L  
L 7218-5L

F I

技術表示箇所

審査請求 未請求 請求項の数2(全20頁)

(21)出願番号

特願平3-330387

(22)出願日

平成3年(1991)12月13日

(71)出願人 000006013

三菱電機株式会社

東京都千代田区丸の内二丁目2番3号

(72)発明者 青山 功

鎌倉市大船五丁目1番1号 三菱電機株式会社情報電子研究所内

(72)発明者 根岸 道郎

鎌倉市大船五丁目1番1号 三菱電機株式会社情報電子研究所内

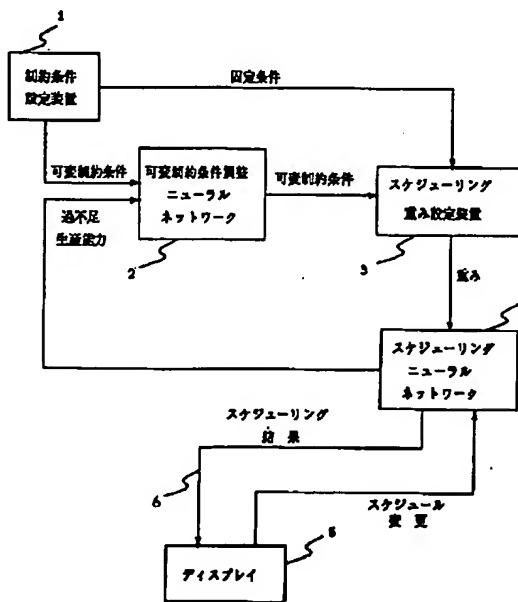
(74)代理人 弁理士 高田 守 (外1名)

(54)【発明の名称】スケジューリングシステム及び条件調整ニューラルネットワーク

(57)【要約】

【目的】ニューラルネットワークの最適化機能および学習機能を利用して、高速かつ知識獲得機能を備えた製造スケジューリングシステムを可能にする。

【構成】制約条件設定装置1によりスケジューリングに必要な条件の設定を行った後、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2により可変制約条件の再設定を行う。可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は、学習機能により可変制約条件調整の知識を獲得しており、オペレータが調整を行なう必要がなくなる。スケジューリング重み設定装置3は、設定された制約条件よりスケジューリングニューラルネットワーク4で用いるニューラルネットワークの重みを設定する。スケジューリングニューラルネットワーク4は、ニューラルネットワークの最適化機能を利用して効率良くスケジューリングを行なう。ディスプレイ5はスケジューリング結果の表示および結果を変更を行なう。



1

2

## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 以下の要素を有するスケジューリングシステム

(a) スケジューリングの制約条件を設定する制約条件設定装置、

(b) 上記制約条件設定装置で設定された制約条件のうち、その制約が変更可能な可変制約条件を入力して、その調整を行なう可変制約条件調整ニューラルネットワーク、

(c) 上記制約条件設定装置で設定された制約条件、及び、上記可変制約条件ニューラルネットワークで調整された可変制約条件を入力して、各条件に重みを設定するスケジューリング重み設定装置、

(d) 上記スケジューリング重み設定装置で設定された重みに基づいて、スケジューリングを行なうスケジューリングニューラルネットワーク。

【請求項2】 以下の要素を有する条件調整ニューラルネットワーク

(a) 調整すべき条件を時系列データとして入力する条件入力手段、

(b) 上記調整すべき条件を調整するための指標を時系列データとして入力する指標入力手段、

(c) 上記条件入力手段と指標入力手段で入力された時系列データうちの所定の範囲の時系列データを用いて、その範囲内の所定の時点での最適条件を求めて出力するとともに、その所定の範囲を時系列方向に移動させることにより、各時点での最適条件を求めて出力するニューラルネットワーク。

## 【発明の詳細な説明】

## 【0001】

【産業上の利用分野】 本発明は、たとえば、製造ラインにおいて、最適な製造日程を自動的に求める製造スケジューリング及びそこに用いられるニューラルネットワークに関するものである。

## 【0002】

【従来の技術】 従来の製造スケジューリングシステムの一例の流れを図12に示す。図に示したシステムでは、制約条件設定装置1において、可変制約条件の値を変えた複数の生産条件を用意する。そして、スケジューリング装置6において、用意したすべての生産条件に対してそれぞれスケジューリングを行なう。スケジューリング装置には電子計算機が用いられる。一般的に、可変制約条件を調整して生産コストを下げすぎると、生産能力が低下して生産が間に合わなくなり、スケジューリングは失敗する。生産コストを上げすぎると生産能力が過剰になる。スケジューリング担当者は、得られたすべてのスケジューリング結果7を用いてスケジューリングの評価8を行ない、生産コストが最少でしかもスケジューリングが成功したものを選ぶ。

## 【0003】

10

20

30

40

50

【発明が解決しようとする課題】 しかし、上記のような従来のスケジューリングシステムでは、スケジュール対象の製品や工程の数が増大するに従って電子計算機の実行時間は非常に増大する。さらに、用意したすべてのケースに対してスケジューリングを行なうため、解を得るのに非常に時間がかかる。また、生産能力の過不足状況に見合った可変制約条件を割り当てるための可変制約条件の調整をオペレータが考えなければならず、熟練者の知識が必要となる。

【0004】 本発明は、上記のような問題を解消するためになされたもので、オペレータの介在なく、しかも高速にスケジュールができるスケジューリングシステム及びこのシステム等に用いるニューラルネットワークを得ることを目的とする。

## 【0005】

【課題を解決するための手段】 上記の課題を解決するため、第1の発明のスケジューリングシステムは学習機能を備えた可変制約条件調整のニューラルネットワーク、最適化機能を備えたスケジューリングニューラルネットワークを有するものであり、以下の要素を有するものである。

(a) スケジューリングの制約条件を設定する制約条件設定装置、(b) 上記制約条件設定装置で設定された制約条件のうち、その制約が変更可能な可変制約条件を入力して、その調整を行なう可変制約条件調整ニューラルネットワーク、(c) 上記制約条件設定装置で設定された制約条件、及び、上記可変制約条件ニューラルネットワークで調整された可変制約条件を入力して、各条件に重みを設定するスケジューリング重み設定装置、(d) 上記スケジューリング重み設定装置で設定された重みに基づいて、スケジューリングを行なうスケジューリングニューラルネットワーク。

【0006】 また、第2の発明の条件調整ニューラルネットワークは、たとえば、スケジューリングシステムの可変制約条件を調整するための可変制約条件調整ニューラルネットワークに用いられるものであり、全体を配慮して一度に調整するものではなく、全体を所定の範囲のウィンドウに区切って調整するニューラルネットワークを備え、このウィンドウ単位に可変制約条件調整に関する知識を獲得させ、可変制約条件を自動的に調整し、高速に製造スケジューリングを行なうものであり、以下の要素を有するものである。

(a) 調整すべき条件を時系列データとして入力する条件入力手段、(b) 上記調整すべき条件を調整するための指標を時系列データとして入力する指標入力手段、(c) 上記条件入力手段と指標入力手段で入力された時系列データうちの所定の範囲の時系列データを用いて、その範囲内の所定の時点での最適条件を求めて出力するとともに、その所定の範囲を時系列方向に移動させることにより、各時点での最適条件を求めて出力するニュー

ラルネットワーク。

【0007】

【作用】第1発明のスケジューリングシステムにおいて、可変制約条件調整ニューラルネットワークは、学習機能を備えていることにより、可変制約条件によって変化するスケジュール結果と現可変制約条件から望ましい可変制約条件を学習することができ、可変制約条件調整と知識を獲得できる。また、スケジューリングニューラルネットワークは、最適化機能を備えたニューラルネットワークを有することにより高速にスケジューリングを行なうことができる。

【0008】この発明における条件調整ニューラルネットワークの学習においては、ニューラルネットワークの入出力を時間軸上で平行移動させながら学習させることにより、時間軸上のずれに影響されずに可変制約条件を調整できる。たとえば、製造スケジューリングシステムにおいて、生産能力の過不足と必要な生産能力の相関関係は、時系列上のどこのパターンを取ってもあまり変わらない。しかし、ニューラルネットワークにこのような時間に関する関係の不变性を学習させるのは極めて困難である。そこで、スケジュール対象期間から所定の範囲の期間をウィンドウで切り出し、このウィンドウをスケジュール対象期間内で時間軸上でスライドさせることにより、限られた範囲での学習と条件調整を繰り返して実行するようにしたものである。

【0009】

【実施例】

実施例1. 図1は、本発明に係るスケジューリングシステムの一実施例を示したものである。図1に示したシステムは、制約条件設定装置1、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2、スケジューリング重み設定装置3、スケジューリングニューラルネットワーク4、ディスプレイ5から構成される。

【0010】まず、図に示したシステムの概略動作を説明する。スケジューリング担当者は、制約条件設定装置1を介して製造スケジューリングに必要な条件の設定を行なう。その中で調整の必要な可変制約条件（たとえば、人員の投入量、材料の投入量等）は可変制約条件調整ニューラルネットワーク2に送られ、その他の条件は固定条件（たとえば、休日や製品の製造可能ラインや納期日や製造量等）としてスケジューリング重み設定装置3に送られる。可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は現在の可変制約条件と生産能力の過不足状況を入力として、あらかじめ学習した知識から新しい可変制約条件を設定する。新しく設定された可変制約条件はスケジューリング重み設定装置3に送られる。スケジューリング重み設定装置3は、固定条件と可変制約条件を入力として、スケジューリングニューラルネットワーク4で用いるニューラルネットワークのシナプス荷重（重み）を設定する。設定された重みは、スケジューリングニュ

10

20

30

40

50

ーラルネットワーク4に送られる。スケジューリングニューラルネットワーク4は、設定された重みを用いて製造工程のスケジューリングを行なう。スケジューリング結果のうち可変制約条件の過不足状況は、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の入力にフィードバックされる。スケジューリング結果はディスプレイ5に表示される。スケジューリング担当者は必要に応じてディスプレイ5からスケジュールを変更し、その結果を反映するようにスケジューリングニューラルネットワークの内部状態が変更される。

【0011】次に、本実施例が対象とする製造工程の例を図2に示す。製品の製造工程はA、B、C、D、Eからなる。図中、9、10、11、12、13はそれぞれ工程A、B、C、D、Eを担当する設備である。14、15、16は各々が全工程を備えた流れで、ラインと呼ばれる。製品はどれか一つのラインで製造される。各製品について工程は、A、B、C、D、Eの順に実行され、ライン中で後に流れ始めた製品が先に流れ始めた製品を追い越すことはないものとする。スケジューリングシステムは後述するような方法で各製品の各工程の開始日付を決定する。

【0012】可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の入出力について図3を用いて説明する。図中、2は可変制約条件調整ニューラルネットワーク、21は入力、22は出力である。23、24、25は入力に与えられる時系列データのグラフであり、23は時間軸、24は入力となる現在の可変制約条件の時系列データ、25は可変制約条件を調整するための指標となる現在の生産の能力の過不足の時系列データである。26は時刻27において望ましい可変制約条件を求めるために可変制約条件調整ニューラルネットワーク2において与えられる時間の範囲（以降ウィンドウと呼ぶ）を示し、27はウィンドウ中の真中の時刻（日）である。図はある時刻（日）27における望ましい可変制約条件を求めるために、ウィンドウ26に含まれる時系列データが可変制約条件調整ニューラルネットワーク2に入力されることを模式的に表したものである。即ち、時系列24、25のうちウィンドウ26に含まれるデータだけが選択されて可変制約条件調整ニューラルネットワーク2に与えられ、その入力をもとに可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は、時刻（日）27における望ましい可変制約条件を22に出力する。

【0013】次に、図3の24に示される可変制約条件について説明する。製造ライン中の各プロセスの一日当たりの生産能力は固定ではなく、人員投入などの手段によってある期間の間強化させることができる。従って、受注量が多くて納期までに生産が間に合わない期間は、納期が守れるように生産能力を高くする。生産能力は図4のように工程別、インデクス別に決められており、例えば工程Aの生産能力インデクス1の期間の生産能力は

100 [t/日]、生産能力インデックス2の期間は120 [t/日]、というように決められている。このシステムが可動する場合、オペレータは制約条件設定装置1を用いて、初期設定を行なう。可変制約条件24については、たとえば、図3に示した可変制約条件24のような時系列データが工程A用として与えられることになるが、具体的にこの時系列データは日付とその日付に予定した工程Aの生産能力インデックスにより与えられる。このように可変制約条件24として、インデックスを選択し、調整前の生産能力とする。可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は各ラインの各工程ごとに、図5に示すような可変制約条件調整ニューラルネットワーク2を構成している。この各ライン各工程ごとの可変制約条件調整ネットワーク2は調整前の生産能力と過不足生産能力25に従って各ラインの各工程ごとの最適な生産能力を求め、スケジューリングシステムはこれに一番近い生産能力インデックスを選んで出力する。たとえば、ライン14の工程Aについてある日付の調整前の可変制約条件24としてインデックス1を入力したすると、ライン14の工程A用の可変制約条件調整ニューラルネットワーク2はその日付の最適な生産能力として、たとえば、インデックス2を出力する。可変制約条件調整ニューラルネットワークの入出力における生産能力は、生産ラインの最大の生産能力のとき1になるように正規化されている。

【0014】次に図3の25に示される過不足生産能力25について説明する。各製品には製造開始可能日と納期が決められており、製造開始可能日から納期までの期間に全て工程を終えなければならない。不足生産能力は次のように求められる。まず、スケジューリングの結果、同一日の同一工程上に複数の製品が割り付けられてしまった場合には、その日の生産能力不足は(重なった製品数-1)×その日の生産能力である。ある製品が生産開始可能日から納期の間にスケジュールできなかった場合の生産能力不足の求め方を、図6に示す。71はスケジューリングシステムが出力したスケジューリング結果28であり、各工程に対応する長方形77の左端は工程の開始日を、右端が工程の終了日を示している。このスケジューリング結果71は全工程が収まりきれなかつた場合を示しており、生産開始可能日74から納期76の間に収まるように、生産開始日75を変えずに圧縮すると72のスケジューリング結果が得られる。例えば図の工程Aでは圧縮率は $a_1/a_2$ となり、各工程の圧縮率を求め、(圧縮率-1)×生産能力を、圧縮されたスケジュール上で各工程が割り当てられる期間の各日の不足生産能力とする。工程Aの本製品に起因する不足生産能力の時系列は73のようになる。一方ある工程上で生産能力不足がなく、生産が割り当てられておらず、生産と生産の間でライン清掃期間でもない日があった場合には、その日の生産能力を過剰生産能力とする。過剰生産

能力は負の値で、不足生産能力は正の値で表し、調整前の生産能力と同じスケールで正規化されている。

【0015】次に、図3にもどり、ウィンドウ26の役割について説明する。スケジューリングシステムはウィンドウ26を生産開始日から生産終了日までスライドさせながら、ウィンドウ26の真にある時刻(日)27の最適生産能力を決定してゆく。たとえば、生産開始日から生産終了日まで30日間あり、ウィンドウ26のサイズが9日であるとすると、ウィンドウ26は30日分(30回)シフトする。そして、前後9日間の可変制約条件24と過不足生産能力25を用いて、時刻(日)27の最適生産能力を求める。可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は各ライン各工程ごとに準備されており、この作業は前述したように各ラインの各工程ごとに行なわれる。このように、ウィンドウ26を用いると、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は、前後9日間の可変制約条件24と過不足生産能力25を用いて、最適生産能力を出力することになり、全工程30日の可変制約条件24と過不足生産能力25を用いて最適生産能力を求めるよりも、高速に結果を出力することができる。また、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は図5に示すようにニューラルネットワークにより構成されており、学習機能を有しているので、同一パターンあるいは類似のパターンが発生する程、学習機能が効率よく働くことになる。したがって、30日間の可変制約条件24と過不足生産能力25のパターンを学習して、新たな30日間の可変制約条件24と過不足生産能力25に対して最適な回答を出力するよりも、9日間の可変制約条件24と過不足生産能力25のパターンを学習して、新たな9日間の可変制約条件24と過不足生産能力25に対して最適な回答を出力する方が学習機能が効率よく働くことになる。

【0016】このように、ウィンドウ26はデータ量を少なくすることにより可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の実行速度を速くするとともに、同一あるいは類似のパターンの出現率を高くすることにより可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の学習機能を高めるために設けられている。したがって、ウィンドウ26のサイズが小さくなるほど、高速度と高学習機能を達成することが可能になるが、反面、全工程を見失ったスケジューリングがされる恐れがある。なぜなら、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は、ウィンドウ26のサイズ(たとえば、9日間)内において最適な回答を出力するものであり、ウィンドウ26のサイズが全工程(たとえば30日間)と等しいとき、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は全工程(30日間)を通した場合の、ウィンドウ26の中央の日の最適生産能力を出力するものだからである。

【0017】次に、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の入出力と学習方法について説明する。可変制

約条件調整ニューラルネットワーク2は、スケジューリング終了後、能力調整を次のように学習させることができる。まず、調整中に制約条件調整ニューラルネットワーク2の入力をいくつかの時点で記憶しておく。スケジューリング終了後、スケジューリングの熟練者がスケジューリング結果2.8に対してより良いと思われるスケジューリングの調整を行なう。そして、その結果を望ましい出力とし、記憶された入力を用いて以下に述べるような学習を行なうことにより、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の能力が改善される。

【0018】図3、図5に示した可変制約条件調整ニューラルネットワークの生産能力の入出力と学習の手順を具体的に述べる。学習はスケジューリングが終了した、あるいは操作員によって中断された後、専門家が望ましい生産能力を表示し、それを教師データにして行う。調整\*

$$r[j] = p[i - (L-1)/2 + j - 1] \quad (j=1, 2, \dots, L)$$

但し、 $i - (L-1)/2 + j - 1$ が1未満またはNより大きい場合はデフォルトの（通常は最低）生産能力※

※を $r[j]$ に設定する。

$$r[j+L] = q[i - (L-1)/2 + j - 1] \quad (j=1, 2, \dots, L)$$

但し、 $i - (L-1)/2 + j - 1$ が1未満またはNより大きい場合は0を $r[j+L]$ に設定する。

3. 不足生産能力2.5を入力ニューロンにセットする。

4.  $r[1] \quad (i=1, 2, \dots, 2L)$ を入力とし、 $s[1]$ を教師信号として可変能力調整ニューラルネットワークを学習させる。学習はバック・プロパゲーションにより行い、この過程で得られる誤差を記録していく。

1. そうでない場合0。

5.  $i$ がNより小さければ、 $i$ に1を加えてステップ2に戻る。

【0022】スケジューリングニューラルネットワーク

6. ステップ4の過程で得られる誤差の全ての1に関する平均値が十分小さければ終了する。そうでなければステップ1に戻る。

4.  $a$ を出力値とするニューロンと $b$ を出力値とするニューロンから構成される。 $a$ の出力値はニューロンの内部状態 $S_a$ から、

【0020】次に、図7を用いてスケジューリングニューラルネットワーク4の動作について説明する。本ネットワークはスケジューリングの制約条件を満たすように製品の系への割り当て、順番、各製品の各工程の開始日を求める。制約条件は多数あるが、ここでは「ある工程上の製品の製造期間は、同一工程上で次に生産される製品の製造期間より前になければならない」という制約条件を例にとってスケジューリングニューラルネットワークの動作を説明する。

$a = N(1 / (1 + \exp(-S_a)))$

【0021】図8はスケジューリングニューラルネットワーク4が有するニューロンの一部を機能的に分類した図である。図において、各記号は以下の意味をもつ。

により計算され、 $b$ の出力値はニューロンの内部状態 $S_b$ から

$$b = 1 / (1 + \exp(-S_b))$$

により計算される。

・M：全製品数。  
・ $\alpha_{ij}$ ：製品*i*の工程*p*をライン*s*でなう場合の開始日。スケジュール対象期間の最初の日からの日数で表す。

【0023】また、図9は、製品*i*と製品*j*が同一ラインの同一工程にスケジューリングされた場合の一例を示す図で、(a)はスケジューリングが成功した場合、(b)は失敗した場合を示している。

40 4.  $\phi(x)$ を示すことができる。この関数 $\phi(x)$ は、ライン*S*の工程*p*で製品*i*とその次に同一ラインの同一工程で製品*j*とを製造する場合、スケジュールの重なり程度を示す関数であり、重なっていない場合 $\phi(x) = 0$ であり、重なりが大きいほど図10に示すような大きい正の値をとるものである。

【0025】さて、前述した「ある工程上の製品の製造期間は、同一工程上で次に生産される製品の製造期間より前になければならない」という制約条件は、図11(a)の式1のFを最小にすることにより満たされる。

・ $b_{ij}$ ：製品*i*をライン*s*で*j*番目に製造する場合

【0026】次に、スケジューリングニューラルネットワーク4の動作について説明する。まず、スケジューリングニューラルネットワーク4内のニューロンの内部状

態S<sub>a</sub>は別に定められたアルゴリズムで初期化し、S<sub>b</sub>は0に初期化した後、各制約条件に対応する各式の値が減少するように変化させる。例えば式1に関して、a、bは図11(b)の式2、式3のように変化させる。

【0027】実施例2. 上記実施例では、製造スケジューリングシステムの場合を説明したが、旅行スケジュール、売買スケジュール、テストスケジュール等のその他スケジューリングシステムの場合でもかまわない。

【0028】

【発明の効果】第1の発明に係るスケジューリングシステムは、以上説明したように構成されているので、可変制約条件の調整に学習機能を備えたニューラルネットワークを用いることによって、スケジューリング結果に見合った可変制約条件を学習でき、可変制約条件の調整具合を知識として持つことができる。これによって、オペレータは可変制約条件調整を意識することなくスケジューリングを行なえる。また、上記の可変制約条件調整ニューラルネットワークを用いることによって、可変制約条件を複数ケース用意してそれぞれのケースに対してスケジューリングをする必要がなくなるとともに、並びにスケジューリングに最適化機能を備えたニューラルネットワークを用いることで、スケジューリングの高速化がはかられる。

【0029】また、第2の発明に係る条件調整ニューラルネットワークは、以上説明したように構成されているので、入出力を時間軸上で平行移動させながら学習させることにより、時間軸上のずれに影響されずに可変制約条件の調整を行える。

【図面の簡単な説明】

【図1】本発明の実施例1を示す処理の流れの図である。

【図2】実施例1がスケジューリングの対象とする製造工程の例を示す図である。

【図3】可変制約条件調整ニューラルネットワークの入出力データを説明する概念図である。

【図4】生産能力の例を示す図である。

【図5】可変制約条件調整ニューラルネットワークの概略図である。

【図6】生産能力不足の算出方法を示す図である。

【図7】スケジューリングニューラルネットワークの概略図である。

【図8】スケジューリングニューラルネットワーク4のニューロンを示す図である。

【図9】スケジューリングニューラルネットワーク4のスケジューリング結果の一例を示す図である。

【図10】スケジューリングニューラルネットワーク4のスケジューリングに用いる関数 $\phi(x)$ を示す図である。

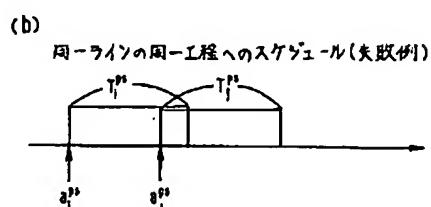
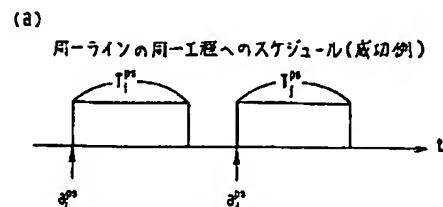
【図11】スケジューリングニューラルネットワーク4の動作を説明するための式を示す図である。

【図12】従来例を示す処理の流れ図である。

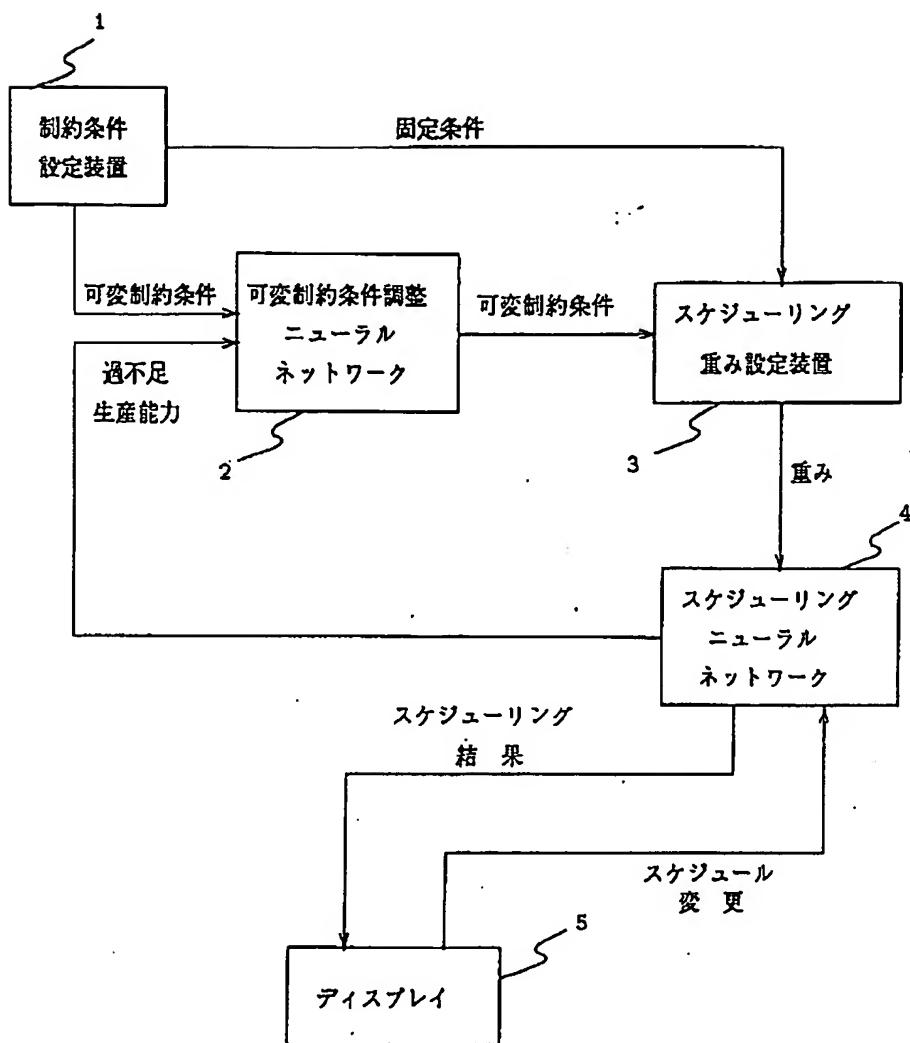
【符号の説明】

- 1 制約条件設定装置
- 2 可変制約条件調整ニューラルネットワーク
- 3 スケジューリング重み設定装置
- 4 スケジューリングニューラルネットワーク
- 5 ディスプレイ
- 24 可変制約条件（調整すべき条件の一例）
- 25 過不足生産能力（指標の一例）
- 26 ウィンドウ（所定の範囲の一例）
- 27 時刻（日）
- 28 スケジューリング結果

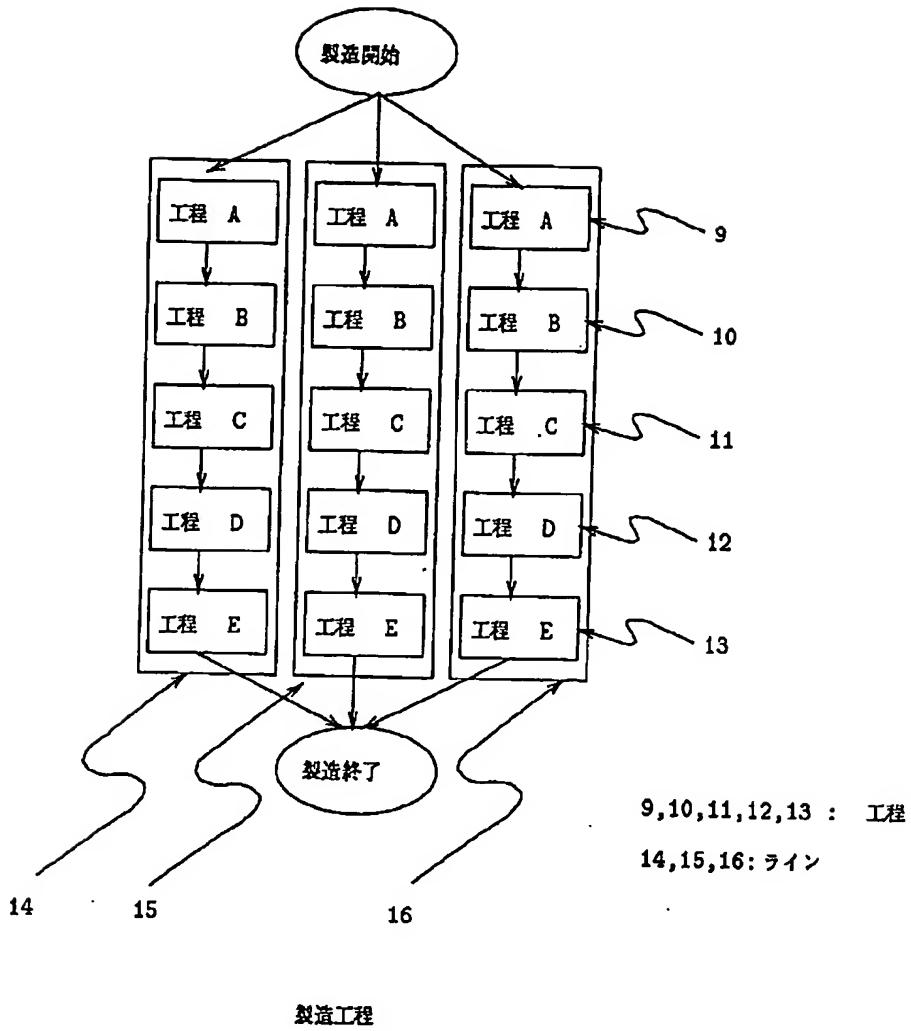
【図9】



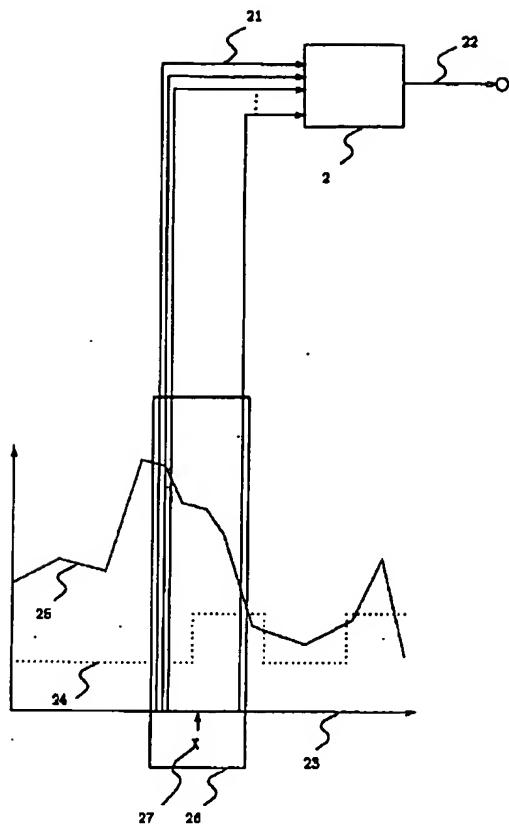
[図1]



【図2】



【図3】

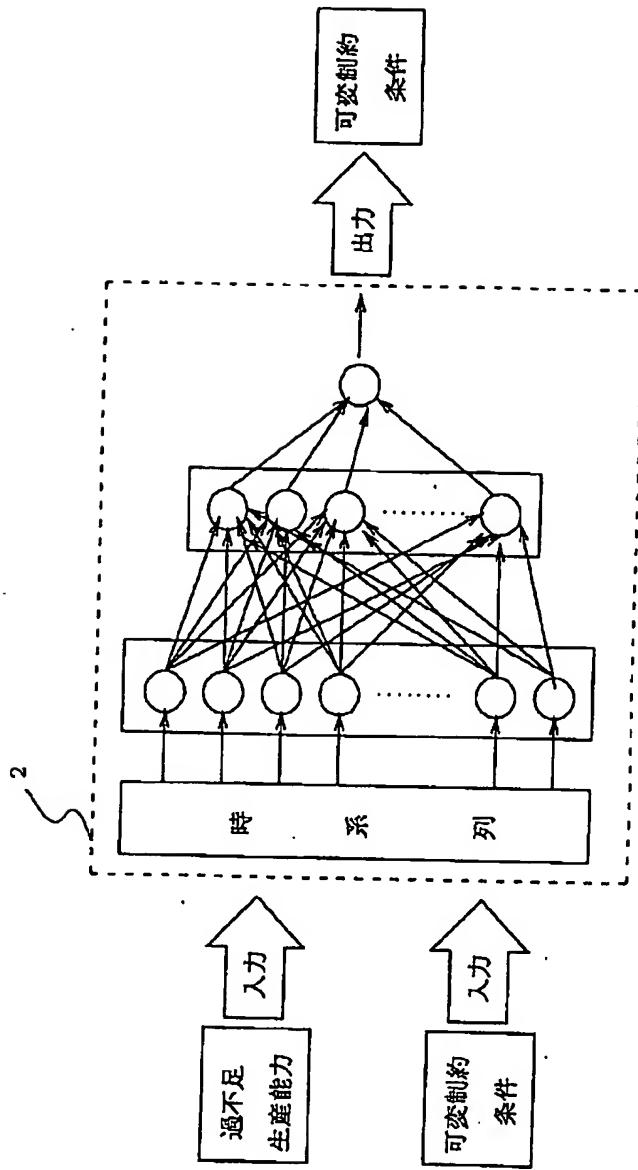


【図4】

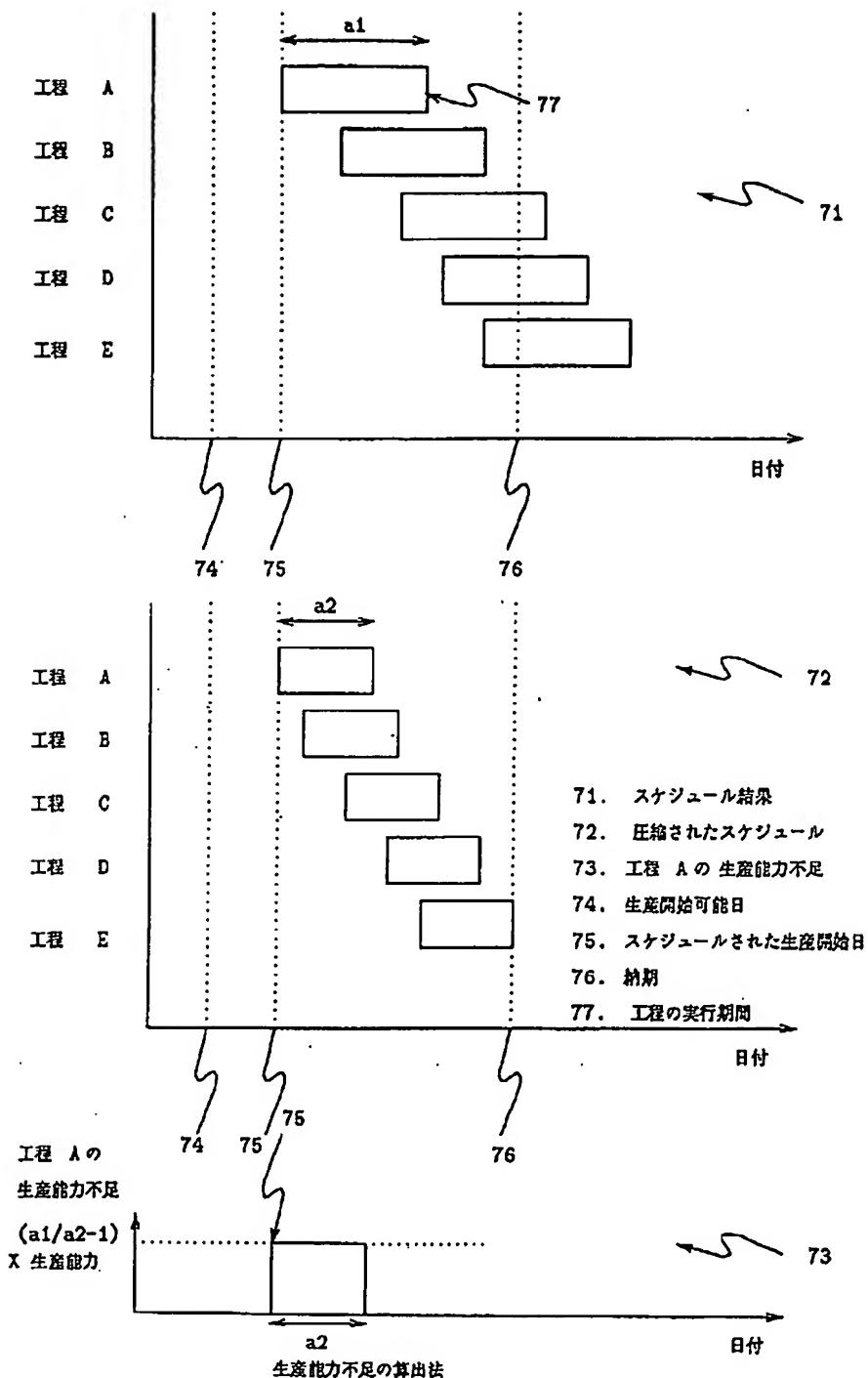
工程	生産能力インデックス	生産能力
A	1	100 [kg/日]
	2	120 [kg/日]
	3	140 [kg/日]
B	1	100 [kg/日]
	2	120 [kg/日]
	3	140 [kg/日]
C	1	70 [kg/日]
	2	85 [kg/日]
	3	85 [kg/日]
D	1	30 [個/日]
	2	50 [個/日]
	3	70 [個/日]
E	1	5 [個/日]
	2	6 [個/日]
	3	7.2 [個/日]

生産能力

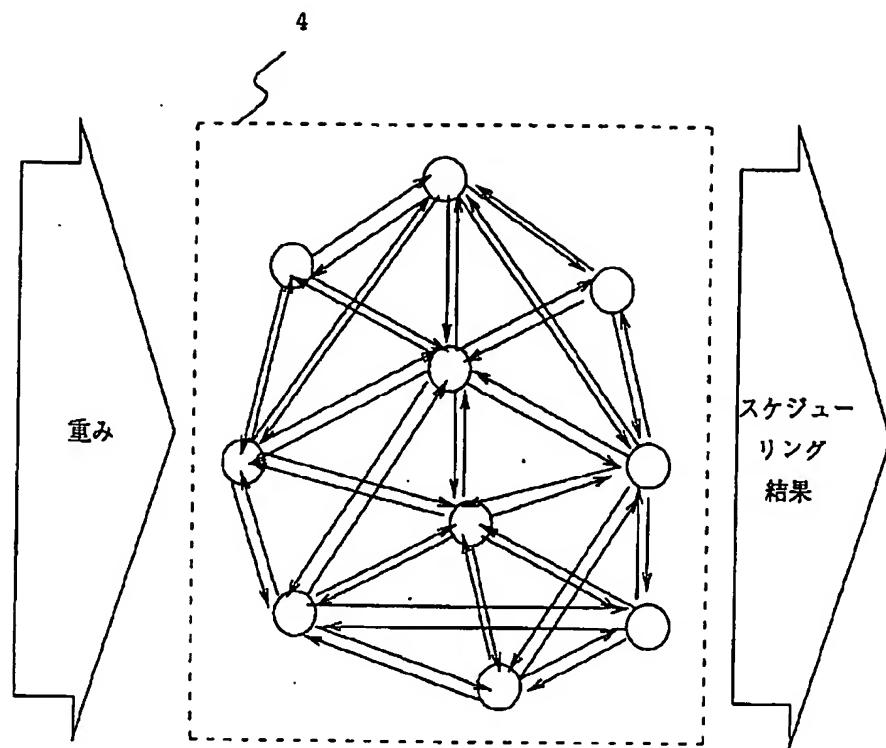
[図5]



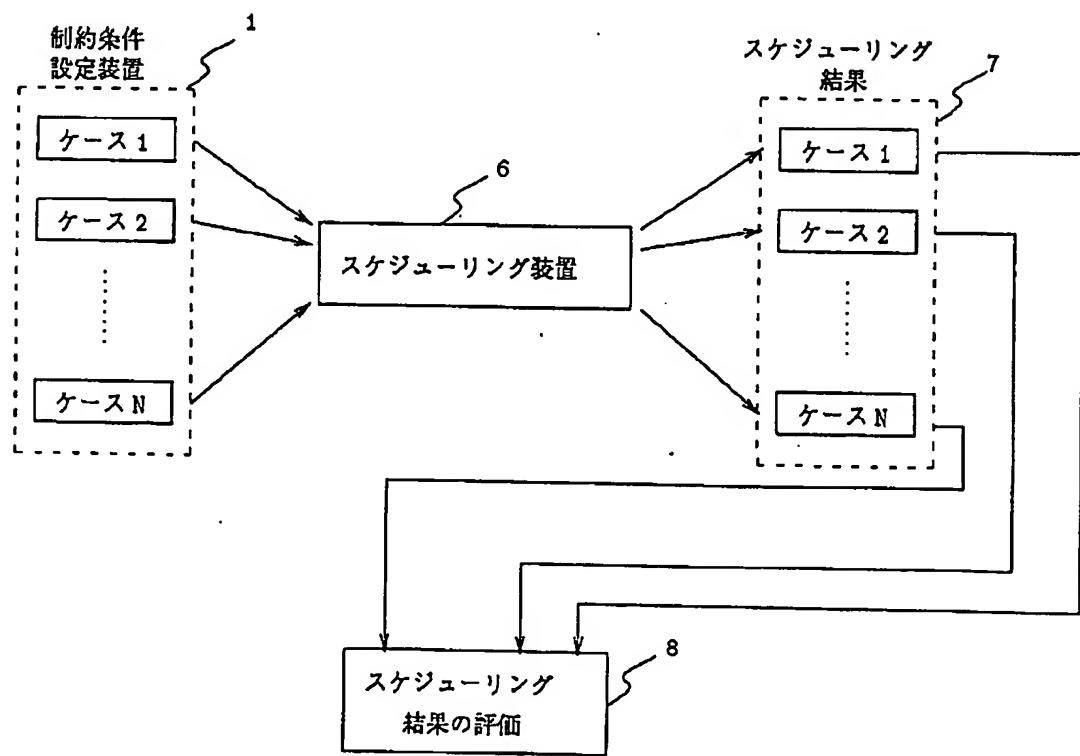
[図6]



[図7]



[図12]



〔図8〕

(a)

製品 ライン $\alpha$		スケジュール対象期間の最初の日からの日数									
製品 ライン $\beta$	製品 ライン $\gamma$	1	2	3	4	5	6	～	29	30	
工程 A		○	○	○	○	○	○	～	○	○	
工程 B		○	○	○	○	○	○	～	○	○	
工程 C		○	○	○	○	○	○	～	○	○	
工程 D		○	○	○	○	○	○	～	○	○	
工程 E		○	○	○	○	○	○	～	○	○	

全製品数 M  
× ライン数 3

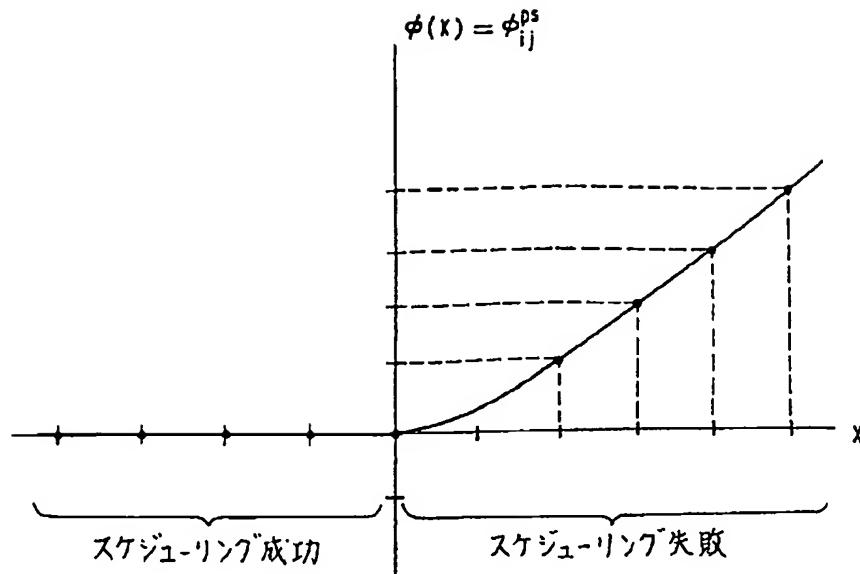
ニューロン a

(b)

製品	製造順番					
ライン $\alpha$	○	○	○	○	○	○
ライン $\beta$	○	○	○	○	○	○
ライン $\gamma$	○	○	○	○	○	○

全製品数 M  
ニューロン b

【図10】



- $\phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 0.5x^2 & \text{if } 0 \leq x < 1 \\ x - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$
- $\phi_{ij}^{ps} = \phi(\alpha_i^{ps} + T_j^{ps} + \alpha_j^{ps})$
- $T_i^{ps}$  = 製品  $i$  の工程  $p$  をライン  $s$  でなう場合の製造期間。

【図11】

(a)

$$\begin{aligned}
 F &= \sum_{s=1}^3 \sum_{p=1}^5 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \phi_{ij}^{ps} \sum_{k=1}^M b_{ik}^s b_{j(k+1)}^s (1-b_{i(k+1)}^s) (1-b_{jk}^s) \\
 &\quad \text{製品 } j \text{ をライン } s \text{ で } k \text{ 番目に製造} \\
 &\quad \text{製品 } i \text{ をライン } s \text{ で } k+1 \text{ 番目に製造} \\
 &\quad \text{製品 } j \text{ をライン } s \text{ で } k+1 \text{ 番目に製造} \\
 &\quad \text{製品 } i \text{ をライン } s \text{ で } k \text{ 番目に製造} \\
 &\quad \text{ペナルティ関数} \\
 &\quad \text{製品 } i \text{ の次に製品 } j \text{ をライン } s \text{ の工程 } p \text{ で製造}
 \end{aligned}$$

(b)

$$\begin{aligned}
 \Delta S_{\theta i}^{ps} &= k_1 \frac{\theta F}{\theta a_{ij}^{ps}} \\
 &= k_1 \left( \sum_j \phi_{ij}^{ps} \sum_{k=1}^M b_{ik}^s b_{j(k+1)}^s (1-b_{i(k+1)}^s) (1-b_{jk}^s) \right. \\
 &\quad \left. - \sum_i \phi_{ij}^{ps} \sum_{k=1}^M b_{jk}^s b_{i(k+1)}^s (1-b_{j(k+1)}^s) (1-b_{ik}^s) \right) \quad \text{式'2}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta S_{b_{ij}}^s &= k_2 \frac{\theta F_1}{\theta b_{ij}^s} \\
 &= k_2 \left( \phi_{ik}^{ps} (b_{k(j+1)}^s (1-b_{i(j+1)}^s) (1-b_{kj}^s) - b_{i(j-1)}^s b_{kj}^s (1-b_{k(j-1)}^s)) \right. \\
 &\quad \left. - (\phi_{ik}^{ps} (b_{kj}^s b_{i(j+1)}^s (1-b_{k(j+1)}^s) - b_{k(j-1)}^s (1-b_{kj}^s) (1-(1-b_{i(j-1)}^s))) \right) \quad \text{式'3}
 \end{aligned}$$

但し、 $k_1, k_2$  は小さな正の定数である。

## 【手続補正書】

【提出日】平成4年3月11日

## 【手続補正1】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0007

【補正方法】変更

## 【補正内容】

【0007】

【作用】第1発明のスケジューリングシステムにおいて、可変制約条件調整ニューラルネットワークは、学習機能を備えていることにより、可変制約条件によって変化するスケジュール結果と現可変制約条件から望ましい可変制約条件を学習することができ、可変制約条件と知識を獲得できる。また、スケジューリングニューラルネットワークは、最適化機能を備えたニューラルネットワークを有することにより高速にスケジューリングを行うことができる。

## 【手続補正2】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0013

【補正方法】変更

## 【補正内容】

【0013】次に、図3の24に示される可変制約条件について説明する。製造ライン中の各プロセスの一日当たりの生産能力は固定ではなく、人員投入などの手段によってある期間の間強化させることができる。従って、受注量が多くて納期までに生産が間に合わない期間は、納期が守れるように生産能力を高くする。生産能力は図4のように工程別、インデックス別に決められており、例えば工程Aの生産能力インデックス1の期間の生産能力は100 [Kg/日]、生産能力インデックス2の期間は120 [Kg/日]、というように決められている。このシステムが稼動する場合、オペレータは制約条件設定装置1を用いて、初期設定を行なう。可変制約条件24については、たとえば、図3に示した可変制約条件24のような時系列データが工程A用として与えられることになるが、具体的にこの時系列データは日付とその日付に予定した工程Aの生産能力インデックスにより与えられる。このように可変制約条件24として、インデックスを選択し、調整前の生産能力とする。可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は各ラインの各工程ごとに、図5に示すような可変制約条件調整ニューラルネットワーク2を構成している。この各ライン各工程ごとの可変制約条件調整ネットワーク2は調整前の生産能力と過不足生産能力25に従って各ラインの各工程ごとの最適な生産能力を求め、スケジューリングシステムはこれに一番近い生産能力インデックスを選んで出力する。たとえば、ライン14の工程Aについてある日付の調整前の可変制約条件24としてインデックス1を入力したとすると、ライン14の工程A用の可変制約条件調整ニューラルネ

ットワーク2はその日付の最適な生産能力として、たとえば、インデックス2を出力する。可変制約条件調整ニューラルネットワークの入出力における生産能力は、生産ラインの最大の生産能力のとき1になるように正規化されている。

## 【手続補正3】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0017

【補正方法】変更

## 【補正内容】

【0017】次に、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の入出力と学習方法について説明する。可変制約条件調整ニューラルネットワーク2は、スケジューリング終了後、能力調整を次のように学習させることができる。まず、調整中に制約条件調整ニューラルネットワーク2の入力をいくつかの時点で記憶しておく。スケジューリング終了後、スケジューリングの熟練者がスケジューリング結果6に対してより良いと思われるスケジューリングの調整を行なう。そして、その結果を望ましい出力とし、記憶された入力を用いて以下に述べるような学習を行なうことにより、可変制約条件調整ニューラルネットワーク2の能力が改善される。

## 【手続補正4】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】0028

【補正方法】変更

## 【補正内容】

【0028】

【発明の効果】第1の発明に係るスケジューリングシステムは、以上説明したように構成されているので、可変制約条件の調整に学習機能を備えたニューラルネットワークを用いることによって、スケジューリング結果に見合った可変制約条件を学習でき、可変制約条件の調整具合を知識として持つことができる。これによって、オペレータは可変制約条件調整を意識することなくスケジューリングを行なえる。また、上記の可変制約条件調整ニューラルネットワークを用いることによって、可変制約条件を複数ケース用意してそれぞれのケースに対してスケジューリングをする必要がなくなるとともに、スケジューリングに最適化機能を備えたニューラルネットワークを用いることで、スケジューリングの高速化がはかられる。

## 【手続補正5】

【補正対象書類名】明細書

【補正対象項目名】符号の説明

【補正方法】変更

## 【補正内容】

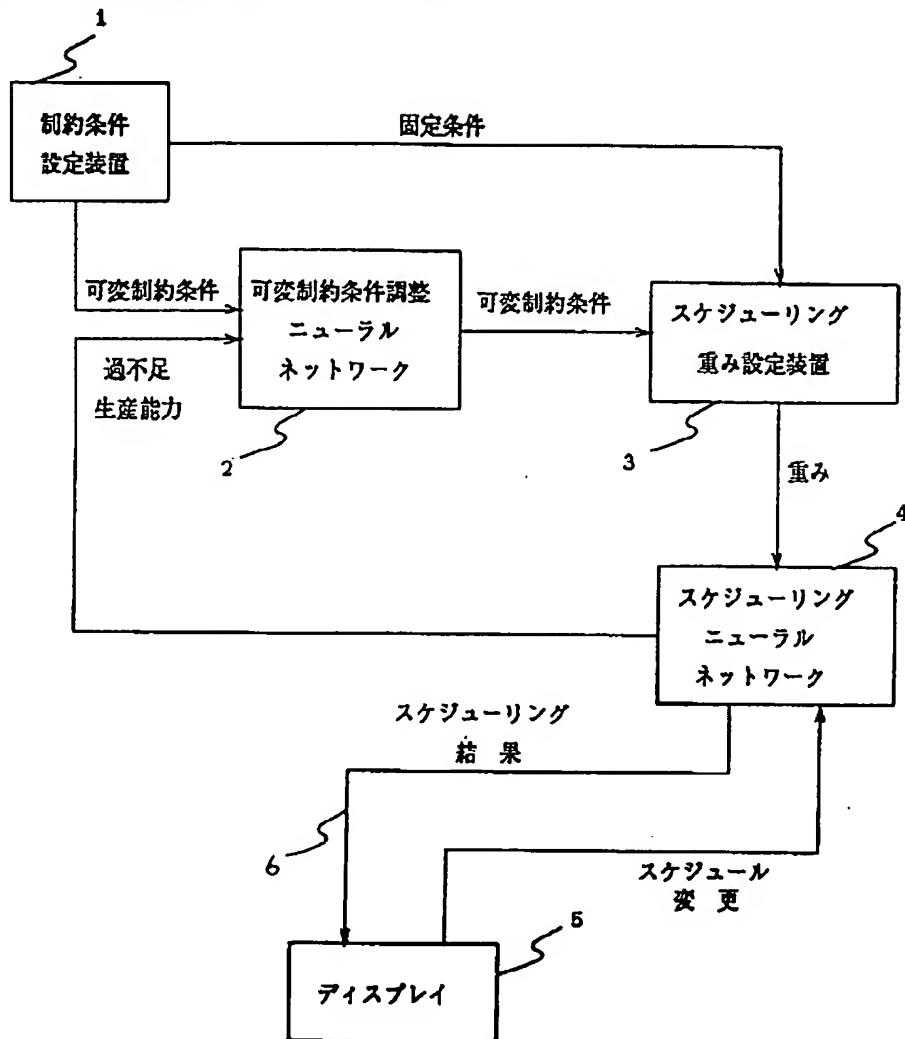
【符号の説明】

1 制約条件設定装置

2 可変制約条件調整ニューラルネットワーク  
 3 スケジューリング重み設定装置  
 4 スケジューリングニューラルネットワーク  
 5 ディスプレイ  
6 スケジューリング結果  
 2 4 可変制約条件（調整すべき条件の一例）  
 2 5 過不足生産能力（指標の一例）  
 2 6 ウィンドウ（所定の範囲の一例）

\* 27 時刻（日）  
 【手続補正6】  
 【補正対象書類名】図面  
 【補正対象項目名】図1  
 【補正方法】変更  
 【補正内容】  
 【図1】

\*



【手続補正7】  
 【補正対象書類名】図面  
 【補正対象項目名】図8

【補正方法】変更  
 【補正内容】  
 【図8】

(a)

ライン $\alpha$		製品番号								
ライン $\alpha$	ライン $\beta$	1	2	3	4	5	6	～	M-1	M
工程 A		○	○	○	○	○	○	～	○	○
工程 B		○	○	○	○	○	○	～	○	○
工程 C		○	○	○	○	○	○	～	○	○
工程 D		○	○	○	○	○	○	～	○	○
工程 E		○	○	○	○	○	○	～	○	○

ニューロン  $\alpha$

ライン数 3

 $\alpha$  の値 = スケジュール対象期間の最初の日からの日数

(b)

製品 1		製造順番								
ライン $\alpha$	ライン $\beta$	1	2	3	4	5	～	M		
ライン $\alpha$		○	○	○	○	○	～	○		
ライン $\beta$		○	○	○	○	○	～	○		
ライン $\beta$		○	○	○	○	○	～	○		

ニューロン  $\beta$

全製品数 M

【手続補正 8】

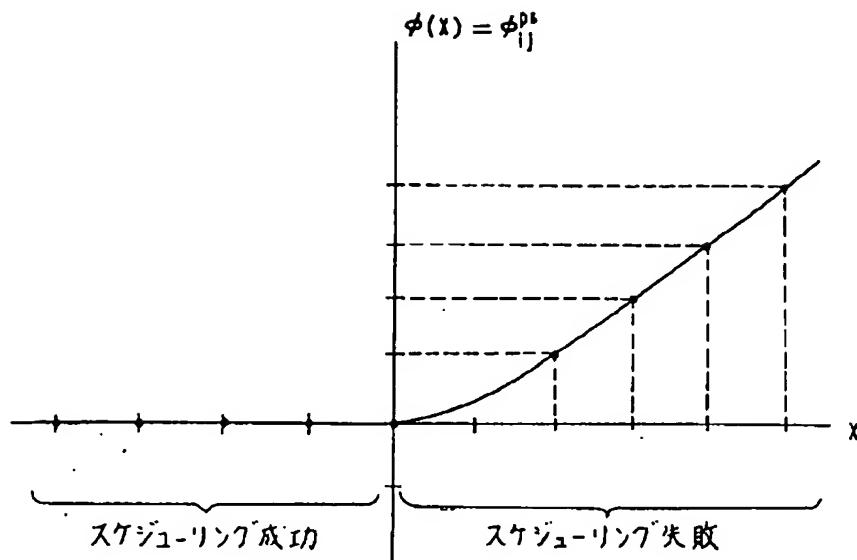
【補正対象書類名】図面

【補正対象項目名】図 10

【補正方法】変更

【補正内容】

【図 10】



- $\phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 0.5x^2 & \text{if } 0 \leq x < 1 \\ x - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$

- $\phi_{ij}^{ps} = \phi(a_i^{ps} + T_j^{ps} + a_j^{ps})$

- $T_j^{ps}$  = 製品  $j$  の工程  $p$  をライン  $s$  でなう場合の製造期間。

【手続補正9】

【補正対象書類名】図面

【補正対象項目名】図11

【補正方法】変更

【補正内容】

【図11】

(a)

ライン数  
 工程数  
 全製品数

$$\begin{aligned}
 F = & \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \phi_{ij}^{ps} \sum_{k=1}^M b_{ik}^s b_{j(k+1)}^s (1 - b_{i(k+1)}^s) (1 - b_{jk}^s) \\
 & \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \\
 & \quad \text{製品 } j \text{ をライン } s \text{ で } k \text{ 番目に製造} \\
 & \quad \text{製品 } i \text{ をライン } s \text{ で } k+1 \text{ 番目に製造} \\
 & \quad \text{製品 } j \text{ をライン } s \text{ で } k+1 \text{ 番目に製造} \\
 & \quad \text{製品 } i \text{ をライン } s \text{ で } k \text{ 番目に製造} \\
 & \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow \\
 & \quad \text{ペナルティ関数} \\
 & \quad \text{製品 } i \text{ の次に製品 } j \text{ をライン } s \text{ の工程 } p \text{ で製造}
 \end{aligned} \tag{式 1}$$

(b)

$$\begin{aligned}
 \Delta S a_i^{ps} &= k1 \frac{\partial F}{\partial a_i^{ps}} \\
 &= k1 \left( \sum_j \phi_{ij}^{ps} \sum_{k=1}^M b_{ik}^s b_{j(k+1)}^s (1 - b_{i(k+1)}^s) (1 - b_{jk}^s) \right. \\
 &\quad \left. - \sum_j \phi_{ji}^{ps} \sum_{k=1}^M b_{jk}^s b_{i(k+1)}^s (1 - b_{j(k+1)}^s) (1 - b_{ik}^s) \right)
 \end{aligned} \tag{式 2}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta S b_{ij}^s &= k2 \frac{\partial F_1}{\partial b_{ij}^s} \\
 &= k2 \sum_{pk} (\phi_{ik}^{ps} (b_{k(j+1)}^s (1 - b_{i(j+1)}^s) (1 - b_{kj}^s) - b_{i(j-1)}^s b_{kj}^s (1 - b_{k(j-1)}^s))) \\
 &\quad - (\phi_{ki}^{ps} (b_{kj}^s b_{i(j+1)}^s (1 - b_{k(j+1)}^s) - b_{k(j-1)}^s (1 - b_{kj}^s) (1 - (1 - b_{i(j-1)}^s)))) \tag{式 3}
 \end{aligned}$$

但し、 $k1, k2$  は小さな正の定数である。